

# LeapMotion을 이용한 수화인식 시스템의 관한 연구

문혁진, 김선재, 정준호  
인천대학교 정보통신공학과  
e-mail : 201403126@inu.ac.kr

## A Study on Sign Language Recognition System Using LeapMotion

Hyeok Jin Moon, Sun Jae Kim, June Ho Jung  
Dept of Information and Communication Engineering, Incheon National University

### 요 약

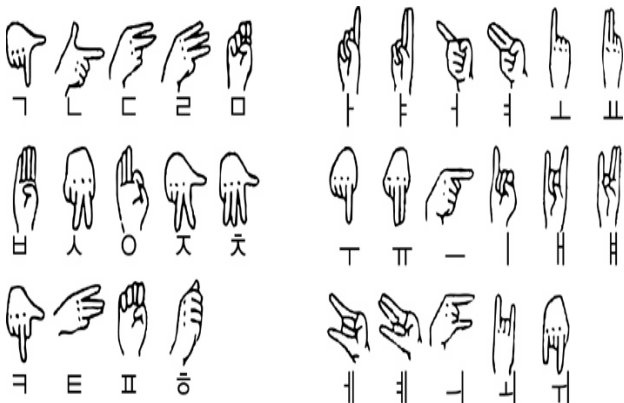
말하기와 듣기가 불가능한 언어장애인들은 수화를 통하여 그들끼리 혹은 일반인과 의사소통을 해야 한다. 수화 또한 공용어이기에 전문통역사 없이도 서로간의 의사소통이 원활해야 하지만, 현실은 그렇지 않다. 이 시스템은 LeapMotion장비를 연결 및 각종 손동작을 인식 받아 데이터 세트 내에서 처리하여 이를 자연어로 변환함으로써 의사소통의 불편함을 해소할 수 있다. 또한 머신러닝을 이용하여 반복 학습할 수 있게 설계함으로써 처리율 향상을 기대할 수 있다.

### 1. 서론

현재 한국에서만 약 27만 명의 사람들이 모국어로 한국어를 쓰지 못하고, 세계적으로 약 250-300만 명의 사람들이 각 나라의 언어 대신 수화를 쓰고 있는 실정이다. 이들은 매일 일반인과의 의사소통을 하는데 있어 불편을 겪고 있으며, 4차 산업혁명 이후 AI 및 정보화가 고속으로 진행되는 지금, 이들의 정보격차를 줄이고, 다른 모든 사람들과 의사소통을 위해 이 시스템을 연구하게 되었다. 수화를 LeapMotion에 인식시켜 다른 사람과 의사소통을 하면 상대방이 언어장애인이든 일반인이든 상관없이 그에 맞추어서 서비스가 제공된다. 이 논문에서는 언어장애인의 인터페이스와 일반인의 인터페이스를 통합하는데 중점을 두었다.

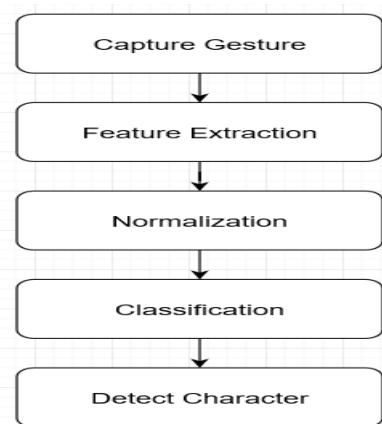
많은 연구자들이 각각 영국수화, 미국수화, 인도수화, 대만수화 등 다른 수화를 연구 중에 있다. 이 논문은 한국수화를 대상으로 진행하였다. 그 중에서 지화를 표현할 수 있는 자음 14자, 모음 17자 총 31자가 되겠다. 지화는 한 손만으로 표현이 가능하기 때문에 이해와 해석이 쉽다. 이 논문에서는 <그림 1>에 표시된 한국수화의 31자 체계를 고려하였다.

뒤에서 소개 될 내용은 이 논문에서 사용된 수화인식 시스템을 2장에서 다루고 그 결과 값에 대한 결론을 3장에서 내겠다.



<그림 1> 지화로 표현한 자음과 모음 [1]

### 2. 수화인식 시스템



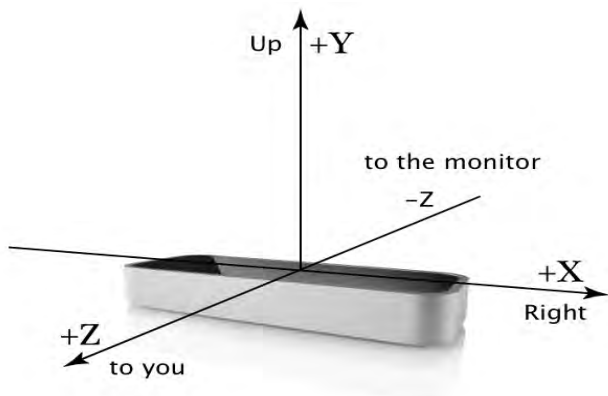
<그림 2> 시스템 프레임워크

수화 인식은 지화와 달리 손의 움직임에 대한 순차적 모델링 및 분류의 문제도 포함한다. 이 논문은 위 내용에 대한 해결 방안을 제공한다. 이 논문에서 고안된 방법의 체계적인 프레임 워크는 특징 추출, 베이저안 네트워크 (Bayesian Network) 알고리즘을 이용한 분류 두 단계로 나타낸다.

1) LeapMotion 디바이스

수화인식에 있어서 장비선택은 매우 중요한 요소이다. 이 논문에서는 LeapMotion을 이용하였다. LeapMotion은 Kinect에 비해 강력한 휴대성을 바탕으로 스마트폰까지 확장이 가능하여 접근성이 용이하다.

LeapMotion은 3D 동작 신호를 입력으로 사용한다. 이것은 도약 컨트롤러를 사용하여 데이터를 수집한다. Leap Motion 장비는 사용자가 손짓만으로 컴퓨터를 제어 할 수 있도록 설계된 소형 USB 주변 장치이다. 이 감지기는 불연속 위치 및 동작을 수집하며 손, 손가락, 뼈 및 손가락과 같은 물체를 감지하고 추적 할 수 있는 3D 비접촉 동작 감지기다. 이 장치의 핵심은 두 개의 단색 IR 카메라와 세



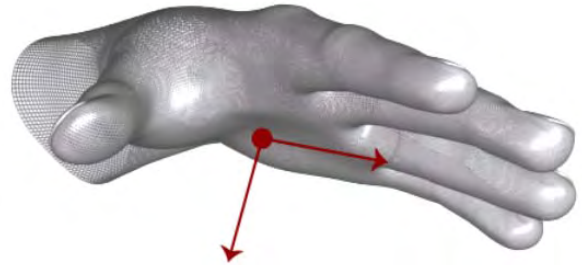
<그림 3> LeapMotion 장비와 벡터 [2]

개의 적외선 LED로 구성된다. 이 장치의 보기 범위는 장치 위의 약 60cm이다. LeapMotion은 <그림 2>와 같이 도약 시스템 오른손잡이 데카르트 좌표계를 사용한다. 원점은 도약 동작 컨트롤러의 맨 위에 존재한다. x축은 수평면에 놓이고 장치의 긴 가장자리에 평행하게 놓인다. y축은 수직면에 놓이고, z축은 사용자 쪽으로 증가하는 양의 값을 가지며 수평면에 놓여있다. [3]

2) 지화 특징 추출 및 정규화

이 논문에서 사용 된 특징은 종 방향, 손바닥 법선, 손가락 끝 위치 및 심도 데이터 프레임 <그림 4 참조>의 손바닥 중심 위치 데이터를 기반으로 한다. (1) D는 손바닥 위치로부터 손가락을 향한 단위 방향 벡터를 나타낸다. (2) N은 손바닥의 법선 벡터이다. (3) 손가락 끝의 위치  $F_i, i = 1 \dots 5$ 는 개별 손가락의 3-D 위치를 나타낸다.

(4) 손바닥 중심점은 3차원 공간에서의 중심점을 나타낸다. 이에 대한 특징 추출 및 정규화 과정은 [5]의 논문에서 파생되었고 모든 피쳐 값은 [0, 1] 간격으로 정규화 된다.

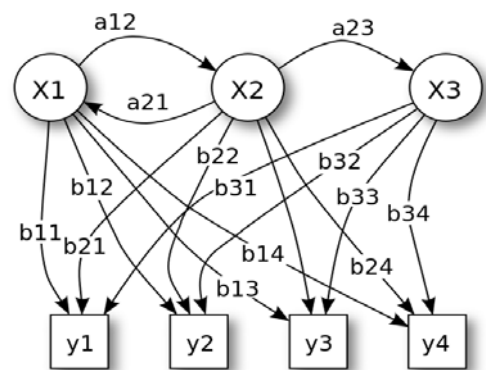


<그림 4> LeapMotion API [4]

3) 수화 특징 추출 및 정규화

동작의 변화를 특징으로 추출해야 되는 것이 수화인식의 핵심이다. 하지만 LeapMotion 디바이스에서 부여되는 가상의 좌표 값을 그대로 특징 값으로 채택한다면 수화 동작을 할 때마다 가상의 좌표 값이 다르기 때문에 정규화 과정을 꼭 거쳐야한다. 이 논문에서 제안된 방법으로 일정 시간마다 추적되는 좌표 값의 변화로 두었다. t를 시간 간격으로 두었을 때 좌표 값 L의 변화는  $L_t - L(t-1)$  이고 이는 x, y, z값이 각각 존재하는 벡터 값이다. 0~1사이의 값으로 단위 벡터 정규화를 해줌으로서 인식률을 높일 수 있다.

결과적으로  $(L_t - L(t-1)).normalized$ (정규화) 값이 특징 값이고 x, y, z의 부호가 변할 때, 즉 손의 이동방향이 달라질 때만 저장함으로써 손동작의 이동 속도와 무관하게 일정한 값을 저장할 수 있다.



<그림 5> X-상태들, y-인을 수 있는 관측 값들, a-상태 전이 확률들, b-출력 확률들 [6]

4) 베이저안 네트워크를 이용한 분류

다양한 분류 알고리즘 중, 이 논문에서는 베이저안 네트

워크(Bayesian Network)를 이용하였다.

베이지안 네트워크(Bayesian Network)는 랜덤 변수의 집합과 방향성 비순환 그래프를 통하여 그 집합을 조건부 독립으로 표현하는 확률의 그래픽 모델이다. 주요 특징으로는 (1) 입력 정보의 주관적인 특성, (2) 정보를 갱신하기 위한 기초로 베이지 조건에 의존함, (3) 추론의 원인과 증거 사이의 구분이 되겠다. <그림 5>와 같이 각각의 특징 값들이 상태  $X_1, X_2 \dots \dots X_i$ 를 나타내고 이런 상태들이 관측 값  $Y_1, Y_2 \dots \dots Y_i$ 을 예측할 수 있다.

### 3. 실험

이 논문에서는 LeapMotion을 이용하여 10가지 동작에 대해 한글 데이터 세트를 구성하고 수화 인식 정확도를 나타내었다. 각 데이터 세트의 모든 데이터 프레임은 LeapMotion의 특정 API를 통해 수집했다. 이 실험에서 사용된 평가 척도는 각 수화별 정확도 테스트와 2가지 알고리즘의 평균 인식 정확도이다.

첫 번째 실험은 베이지안 네트워크(Bayesian Network) 기반 분류자를 사용하여 10개의 한글 수화 데이터 세트에 대한 다양한 기능의 중요성을 평가했다. 실험 결과는 <표 1>에 요약되어 있다.

수화 데이터 세트	정확도
안녕하세요.	0.901
만나다.	0.881
헤어지다.	0.812
인사.	0.777
봄, 가을.	0.776
우리.	0.896
드리다.	0.706
끝.	0.845
잔치.	0.879
존경한다.	0.888

<표 1> 수화 데이터 세트와 정확도

이 데이터 세트는 단어마다 각각 데이터 세트가 존재하는 것은 아니다. 보다 알기 쉽게 표기하기 위해 수화 뜻에 따른 정확도를 나타낸 것이며 실제로는 봄, 가을과 같이 손 모양은 다르지만 손의 움직임이 동일한 동작은 하나의 데이터 세트로만 이용된다. 각각의 정확도를 보면 알 수 있듯이 특징 값, 알고리즘이 우수하다는 것을 알 수 있다.

두 번째 실험은 알고리즘 비교이다. SVM, 베이지안 네트워크(Bayesian Network)를 비교하였으며 실험 결과는 <표 2>에 요약되어 있다.

알고리즘	정확도
SVM	0.675
Bayesian Network	0.836

<표 2> 알고리즘과 정확도

SVM은 0과 1만을 분류하는 Binary형식이기 때문에 높은 정확도를 도출해내기 어렵다. 그에 비해 베이지안 네트워크(Bayesian Network)는 랜덤 변수의 집합 등을 이용하여 확률적으로 분류하는 형식을 이용하기에 SVM에 비해 비교적 높은 정확도를 나타낸다.

### 4. 결론

수화 통역은 언어장애인들이 다른 사람들과 소통하는데 필수적이다. 이 논문은 새로 도입된 LeapMotion을 이용한 한국 수화 방법을 제시한다. LeapMotion은 불연속 위치 및 동작을 보고하는 손, 손가락, 뼈 및 손가락 모양의 물체를 탐지하고 추적 할 수 있는 3D 비접촉 동작 감지기다. LeapMotion의 장점 중 일부는 다음과 같다. 튼튼함, 적은 메모리만을 필요, 빠른 처리이다. 또한 이 시스템은 특정 배경 및 환경 조건을 필요로 하지 않는다. 베이지안 네트워크(Bayesian Network)는 10개의 수화를 인식하는데 사용된다. 제안된 시스템의 인식률은 83.61%이다. 제안된 시스템의 성능은 위의 방법을 사용하여 모델을 구축하는 정확성과 기존의 kinect를 이용한 영상처리 방식과 달리 LeapMotion만으로 구현했다는 것이 특징이다. 일부 몸짓은 LeapMotion에서 손짓의 방향뿐만 아니라 약간의 정후 사이의 유사성으로 인해 올바르게 인식되지 않는다. 미래의 몸짓과 문장 또는 단어의 인식은 앞으로 구현 될 것이다.

**참고문헌**

[1]<http://kmug.co.kr/board/data/image/suhwacopy.jpg>

[2][https://di4564baj7skl.cloudfront.net/assets/leapis/Leap\\_Axes\\_annotated-d06820cfbcb73e553f65e3774490ac36.png](https://di4564baj7skl.cloudfront.net/assets/leapis/Leap_Axes_annotated-d06820cfbcb73e553f65e3774490ac36.png)

[3][4]LeapMotion, <http://www.leapmotion.com>

[5]Dynamic Hand Gesture Recognition With Leap Motion Controller Wei Lu, Member, IEEE, Zheng Tong, and Jinghui Chu

[6][https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%9D%80%EB%8B%89\\_%EB%A7%88%EB%A5%B4%EC%BD%94%ED%94%84\\_%EB%AA%A8%EB%8D%B8#/media/File:HiddenMarkovModel.svg](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%9D%80%EB%8B%89_%EB%A7%88%EB%A5%B4%EC%BD%94%ED%94%84_%EB%AA%A8%EB%8D%B8#/media/File:HiddenMarkovModel.svg)